

群机器人协同围捕的单向链阵法

廖明煜, 徐望宝

辽宁科技大学电子与信息工程学院 辽宁鞍山

【摘要】在解决群机器人协同围捕的问题中, 链阵方法是一种新颖且高效的策略。该方法无需提前进行任务分配, 且主动环绕式运动显著减小了目标逃脱的可能性, 具有很强的灵活性和创新性。然而该方法目前还存在一定不足, 如机器人组成多条链阵从两个方向对目标进行围捕, 导致决策过程复杂。针对链阵方法的以上问题提出一种基于递减招募的单向链阵围捕策略。首先优化多条链阵为单条链阵, 并统一链首机器人的运动方向, 减少计算复杂度。随后根据围捕目标的个数预测所需围捕者数量, 发布招募信息, 优化资源的配置。最后通过最新加入链阵的机器人实时发布递减招募, 招募到的机器人可根据自身位置随时加入链阵, 保证了围捕方法的完整性和灵活性, 从而提高了围捕效率。仿真结果表明, 单向链阵法不但继承了链阵法的优点, 且围捕效率更高、使用更简单。

【关键词】群机器人系统; 协同围捕; 链阵方法; 人工力矩

【收稿日期】2025 年 1 月 20 日

【出刊日期】2025 年 2 月 24 日

【DOI】10.12208/j.jer.20250046

Unidirectional chain formation for cooperative swarm robot capture

Mingyu Liao, Wangbao Xu

University of Science and Technology Liaoning, College of Electronics and Information Technology, Anshan, Liaoning

【Abstract】The chain-formation method is a novel and efficient strategy in solving the problem of cooperative hunting by swarm robots. The method is highly flexible and innovative as it does not require pre-assigned tasks, and the active encircling motion significantly reduces the possibility of target escape. However, the method still has some drawbacks, such as robots forming multiple chain arrays to surround the target from two directions which complicates the decision-making process. A unidirectional chain array roundup strategy based on decreasing recruitment is proposed to address the above problems of the chain array method. Firstly, multiple chain arrays are optimized into a single chain array, and the motion direction of the robots at the head of the chain is unified to reduce the computational complexity. Subsequently, the number of required roundups is predicted based on the number of roundup targets, and recruitment information is released to optimize the allocation of resources. Finally, decreasing recruitment is released in real time by the latest robot joining the chain array, and the recruited robots can join the chain array at any time according to their own positions, which ensures the completeness and flexibility of the roundup method and thus improves the roundup efficiency. The simulation results show that the unidirectional chain array method not only inherits the advantages of the chain array method, but also has higher roundup efficiency and is simpler to use.

【Keywords】Swarm robotic system; Self-organized roundup; Chain array method; Artificial moment method

随着机器人技术的发展, 群机器人协作已成为完成复杂任务的有效手段之一^[1], 尤其是在搜索、救援、跟踪和围捕等领域^[2-5]。协同围捕是群机器人的一种典型应用场景, 在民用和军事领域具有很重要

作者简介: 廖明煜 (1999-) 女, 硕士研究生, 研究方向为机器人路径规划; 徐望宝 (1973-) 男, 博士, 教授, 研究方向为移动机器人的运动规划, 复杂系统的分散协调控制等。

的实用价值^[6-7]。

近年, 国内外学者针对机器人协同围捕问题提出了多种围捕策略。如基于有限状态机的围捕策略^[8]、基于前向拦截的动态协同狩猎策略^[9]、基于深度强化学习策略^[10-11]、基于博弈的控制策略^[12]等, 但这些围捕策略主要针对单一目标进行协作围捕。

对于多目标协同围捕策略而言, Venkata 等^[13]提出了一种动态分配方法, 将多目标围捕划分成多个独立的单目标围捕, 通过机器人和目标的瞬时位置, 为每个目标分配一组围捕者。该方法虽然简化了多动态目标的围捕过程, 但会出现一个机器人在两组围捕者之间回移动导致算法循环的情况。Dong 等^[14]简化了任务分配的过程, 通过改进 K-means 算法用初始状态下的位置来进行任务分配, 再利用拍卖算法分配围捕点, 以围捕多个动态目标。但该方法需要获取全局信息才能进行任务分配。Xia 等^[15]提出了一种局部通信的可观测多目标狩猎邻近策略优化算法, 将围捕问题建模为分散的部分可观测马尔可夫决策过程。该算法虽然有较强的自组织能力, 但需事先知道目标的数量及位置。范衡等^[16]研究了环境未知且通信受限的场景中群机器人围捕动态目标的问题, 提出一种基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架, 但当多个目标被同时围捕时, 机器人之间的避障策略可能导致机器人被推离目标, 从而使目标逃脱。He^[17]等在研究群机器人自组织围捕的过程中提出了一个基于势场理论吸引/排斥模型, 避免了机器人围捕过程中发生碰撞, 但势场法存在局部最小值和目标不可达问题。

目前, 关于群机器人多目标围捕的研究仍存在许多尚未完善的问题^[18]。在设计围捕策略时, 必须综合考虑目标的动态性、任务分配的合理性与及时性。此外, 多机器人之间的通信和协作也是实现群机器人自组织围捕的核心挑战之一。

针对以上问题, 文献^[19]提出了一种链阵方法。机器人通过形成链阵, 对入侵者的运动方向进行阻拦, 从而控制入侵者。这种方法既能对多个分散运动的目标形成多个链阵分开包围, 又能对相对集中的多个目标形成一个链阵整体包围。但这种方法存在一些缺点和潜在的改进方向: (1) 在形成链阵时会产生多个链首机器人从两个方向围捕入侵者, 导致决策过程复杂。(2) 招募到的机器人朝着链首的

方向运动, 可能导致多个机器人聚集在链首, 难以插入链阵的情况。

因此, 在文献^[19]的基础上, 本文对链阵围捕策略进行了改进。提出了一种新的基于动态排斥力的群机器人单向链阵围捕策略, 该围捕策略主要有以下两点创新:

(1) 即时递减招募方法。链首机器人先根据自己的目标个数预估出所需机器人的个数, 新加入链阵中的机器人进行实时递减招募。招募到的机器人加入链阵之后会作为下一时刻新的招募者。这种方法不仅充分利用机器人之间的通讯功能, 提高了机器人之间的协作能力, 而且还能减少链阵形成的时间, 提高围捕效率。

(2) 自组织单向链阵方法。在围捕的过程中, 一个围捕圈只有一个链首, 所有链首都是顺时针运动。链阵中的其他机器人不仅跟随其 leader 运动, 还在动态排斥力的作用下调整自身的运动步长, 从而形成完整的包围圈, 完成对一个或者多个入侵者的围捕。这种方法既加强了链阵的完整性, 又降低了计算量、节省了围捕资源。

1 系统建模与入侵者运动方法

1.1 个体模型

系统中的机器人称为围捕机器人, 被围捕的对象称为入侵者, 它们工作在一个二维无障碍的有限区域中。在由 p 个围捕者和 q 个入侵者组成的系统中, 围捕者用 H_i ($i=1, 2, \dots, p$) 表示。其个体模型是一个以 O_{H_i} 为圆心、半径为 D_H 的圆, 其基本运动方向线 (Principal Motion Direction line, PMDline) 是一条起点为 O_{H_i} 、长度为 $2D_H$ 的线段。 H_i 的通讯、探测和协调半径分别为 D_{HL} 、 D_{HV} 和 D_{HC} , 满足 $D_{HL} > D_{HV} > D_{HC}$ 。 H_i 的最大运动幅为 S_H 。个体模型与文献^[19]完全相同如图 1。

入侵个体称为入侵者, 用 P_j ($j=1, 2, \dots, q$) 表示。入侵者个体模型和围捕者个体模型相似, P_j 的探测和协调半径分别为 D_{PV} 和 D_{PC} , 且满足 $D_{PV} > D_{PC}$ 。 P_j 的最大运动幅为 S_P 。

在 t_k 时刻 H_i 的全局坐标及 PMDline 方向角分别为 $(x_{H_i}(k), y_{H_i}(k))$ 和 $\beta_{H_i}(k)$ 。 $(x_{P_j}(k), y_{P_j}(k))$ 和 $\beta_{P_j}(k)$ 分别表示 t_k 时刻 P_j 的全局坐标及 PMDline 方向角。

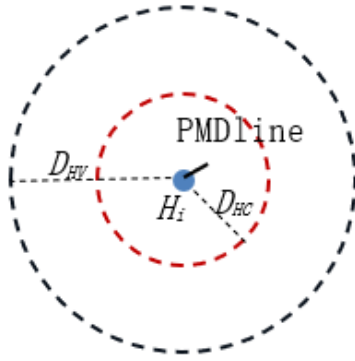


图1 机器人模型

1.2 入侵者运动方法

为了更准确描述入侵者的运动方法, 引入了限制角以及逆向限制角的概念, 请参考文献^[19]。入侵者的运动方法如下: 当 P_j 进入工作区域后, 若探测范围内没有围捕者 H_i , 会以相对较慢的速度运动; 否则会以最大运动步长朝着逆向限制角最大的方向逃跑。当 P_j 发现最大限制角小于临界角 α 时, 会认为没有逃逸方向, 此时其 PMDline 的运动分量为零, P_j 被围捕成功。

关于 P_j 的具体运动方法的细节, 请参考文献^[19], 最终入侵者 P_j 运动的数学描述为:

$$\begin{cases} x_{p_j}(k+1) = x_{p_j}(k) + \Delta x_{p_j}(k), \\ y_{p_j}(k+1) = y_{p_j}(k) + \Delta y_{p_j}(k), \\ \beta_{p_j}(k+1) = \text{agl}(\beta_{p_j}(k+1) + \Delta \beta_{p_j}(k)). \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\Delta \beta_{p_j}(k)$ 、 $\Delta x_{p_j}(k)$ 和 $\Delta y_{p_j}(k)$ 分别是 P_j 在当前时刻 PMDline 方向角、横坐标与纵坐标的变化量。

P_j 被围捕成功后, 并不一定会停止运动。只有当其无逃跑方向, 且与协调范围所有 H_i 的协调矩^[20]之和为零时 (此时的协调矩是为了防止个体之间发生碰撞而引入), P_j 才会停止运动。因此入侵者最终被围捕的关键在于没有逃逸方向, 而非协调矩的影响。

2 围捕策略

当 H_i 探测到入侵者会开始追捕; 当 P_j 探测到围捕者会开始逃跑, 直至围捕结束。围捕者的围捕主要分成巡逻、实时招募、自组织形成包围圈这三个步骤。

当 H_i 在巡逻的过程中发现探测范围内有入侵者或者通讯范围内有其他正在发布招募信息围捕者

时, H_i 首先会依据方法一确定自己的围捕目标以及自己的身份 (链首或者链节), 然后根据算法三确定自己的运动方向; 当 H_i 加入链阵之后, 会根据算法二发布招募信息, 接着找到自己的 leader (链阵中顺时针前一个机器人) 从而确定自身运动方向, 最后在人工力矩运动控制器^[20]的作用下自组织闭合形成包围圈。

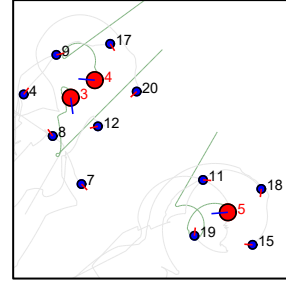


图2 围捕结果示意图

链首会主动环绕围捕目标顺时针运动, 链节会跟随自己的 leader 运动。整个链阵中的只有最新加入链阵的机器人发布招募信息, 新招募到的机器人成为下一时刻的招募者。当链阵中没有招募者时, 则表示一个完整的围捕圈已经形成。围捕完成的效果如图 2 所示, 机器人尽可能均匀分布在包围圈上 (有效围捕半径: $D_{HC} + D_H + D_P$)。

2.1 相关算法

考虑到合围的情况, 本文在围捕者确定目标时候将围捕者分成两大类, 一类是未加入链阵的围捕者, 一类是已加入链阵的围捕者。

对于第一类未加入链阵的围捕者, 其主要任务是四周巡逻以发现入侵者, 然后形成或加入链阵。传统的链阵方法中确定围捕目标十分复杂, 本文提出了一种简单便捷的方法, 即围捕者按照距离来确定目标。

未加入链阵的围捕者 H_i 确定围捕目标的方法:

步骤一: 在 H_i 探测到且在 H_i 通讯范围内没有被其他围捕者当作目标的入侵者中, H_i 选择离自己最近的入侵者为目标。步骤二: 如果 H_i 通过步骤一没有找到合适的目标 (比如探测范围内没有入侵者), 那就再从收到的招募信息中选择距离自己最近的入侵者为目标。步骤三: 如果 H_i 还没确定目标, 那就继续巡逻, 直至确定目标。

对于第二类已加入链阵的围捕者, 其主要任务是形成完整的链阵以成功围捕入侵者。如果多个围

捕圈距离太近可能会在协调矩的作用下相互影响, 扰乱各自的围捕圈, 导致入侵者逃脱。于是本文用合围的方式将距离较近的多个入侵者困在同一个围捕圈中。因此, 已经加入链阵的围捕者还需要判断否能将自己正在围捕的入侵者和其他入侵者进行合围。

算法一: 已加入链阵的围捕者 H_i 判断能否合围及合围目标的方法

1. 对于已加入链阵的围捕者 H_i , 令合围目标 T_i 为零。

2. 如果 H_i 探测范围内有除自己目标以外的入侵者 P_j , 则执行步骤 2.1-2.2; 否则跳转执行步骤 3。

2.1. 计算 H_i 到 P_j 的距离 d_1 , 以及 H_i 到 P_j 的方向角和自身 PMDline 方向的夹角 β ;

2.2. 如果 $d_1 < D_{HV} - D_{HC}$, 且 $\beta < \pi/2$, 则符合合围条件, H_i 确定合围目标为 T_i 。否则跳转执行步骤 2;

3. 如果 H_i 探测范围内有其他链阵中的围捕者 H_j , 则执行步骤 3.1; 否则结束算法一。

3.1. 计 H_i 到 H_j 的距离 d_2 , 如果 $d_2 < D_{HV} - D_{HC} / 2$, 则符合合围条件, H_i 确定合围围捕目标为 T_i ; 否则跳转执行步骤 3。

为了提高招募效率, 避免招募过多的机器人导致资源浪费。本文提出了一种新的招募方法, 由后加入链的机器人发布招募信息, 并且招募信息中的招募个数直接递减, 减小了计算量。以下是具体算法部分:

算法二: 已加入链阵的围捕者 H_i 发布招募信息的方法

1. 如果 H_i 是通过自己探测而确定的围捕目标, 则表明 H_i 既是链首又是此时的招募者, 记 H_i 的目标个数为 a , 执行步骤 1.1-1.2; 否则执行步骤 3。

1.1. H_i 估算围捕所需机器人个数 $m = 2a + 2$, 计算还需招募的机器人个数 $n(t) = m - 1$, 并发布相关招募信息;

1.2. 当被招募者 H_j 加入链阵时, H_i 停止招募。

2. 如果 H_i 是通过接受招募而确定的围捕目标, 记 H_i 接受的招募信息中还需招募机器人个数为 $n(t-1)$, 执行步骤 2.1-2.2。

2.1. H_i 计算还需招募的机器人个数 $n(t) = n(t-1) - 1$, 并发布相关招募信息;

2.2. 当 $n(t) = 0$ 时, H_i 停止招募。

在传统的链阵算法中, 围捕者确定 PMDline 方向涉及大量的决策, 且由于链阵中每个链首的运动方向不同, 在两个链首相遇还需调整链首的方向才能形成的完整链阵。本文统一了链阵中链首的运动方向, 即所有的链首都顺时针绕目标运动, 在不影响围捕效率的情况下, 使算法变得更加简单高效。

算法三: 围捕者 H_i 确定 PMDline 方向的方法

1. 如果 H_i 已确定围捕目标, 执行步骤 1.1-1.2; 否则执行步骤 2。

1.1. 对于已加入链阵的 H_i , 如果 H_i 是链首, 则顺时针围绕目标运动; 否则 PMDline 指向自己的 leader;

1.2. 对于未加入链阵的 H_i , 如果能探测到目标, 则 PMDline 指向目标; 否则 PMDline 指向自己的招募者。

2. 如果 H_i 运动到边界则 PMDline 指向给定区域的几何中心点, 否则 PMDline 继续上一时刻的方向。

2.2 围捕者的运动控制器

围捕者 H_i 在 t_k 时刻的协调矩设计如下, 以下计算中的协调分量以及函数 $\text{damt}(x)$ 详情请参考文献 [19] 和 [20]。 V_{PHi} 表示 H_i 探测范围内入侵者的集合, V_{HHi} 表示 H_i 探测范围内围捕者的集合, C_{PHi} 和 C_{HHi} 分别表示 H_i 协调范围内入侵者和围捕者的集合。

第一种情况: 集合 V_{PHi} 为空且 H_i 未受到招募。集合 V_{HHi} 中每个元素 H_j 都对 H_i 有一个协调矩, 且协调线段的长度为 $D_{HV} + 2S_H$ 。 V_{HHi} 中所有元素作用在 H_i 上的协调分量记为:

$$(\sum \Delta x_{c1}, \sum \Delta y_{c1}, \sum \Delta \beta_{c1})^T$$

第二种情况: 集合 V_{PHi} 不为空, 或 V_{PHi} 为空但 H_i 收到了招募信息。此时围捕者 H_i 已确定目标, 但还未加入链阵。集合 C_{HHi} 中的每个元素 H_j 对 H_i 都有协调矩, 且协调线段长为 $D_{HC} + 2S_H$ 。 C_{HHi} 中所有元素作用在 H_i 上的协调分量记为:

$$(\sum \Delta x_{c2}, \sum \Delta y_{c2}, \sum \Delta \beta_{c2})^T$$

第三种情况: 围捕者 H_i 已加入链阵。协调矩的作用: 防止 H_i 距离 P_j 太近而受到损毁。集合 C_{PHi} 中的每个元素 P_j 对 H_i 都有协调矩, 协调线段的长度

为 $D_{HC} + 2S_H$ 。 C_{PHi} 中所有元素 P_j 作用在 H_i 上的协调分量记为:

$$(\sum \Delta x_{c3}, \sum \Delta y_{c3})^T$$

第四种情况: 捕者 H_i 加入链阵后, 协调矩的作用是调节链节间距, 只影响位置, 不影响 PMDline 方向。如果 H_j 为 H_i 的 leader, 则当 H_j 到 H_i 的距离小于 $D_{HC} - 2S_H \times n_p + d$ 时 (其中 n_p 为 H_i 探测到的入侵者个数; d 为 H_i 此时的目标到 n_p 个入侵者重心的距离), H_j 对 H_i 有一个协调矩, 以动态调整它们之间的距离, 其协调线段长度为 $D_{HC} - 2S_H \times n_p + d$ 。 H_i 的协调分量记为:

$$(\sum \Delta x_{c4}, \sum \Delta y_{c4})^T$$

以上是对围捕者 H_i 在 t_k 时刻所受协调矩的设计, 则在 t_k 时刻 H_i 所受所有协调矩之和表示为

$(\sum \Delta x_{Hc}(k), \sum \Delta y_{Hc}(k), \sum \Delta \beta_{Hc}(k))^T$, 如式 (2)。

$$\begin{cases} \Delta x_{Hc}(k) = \Delta x_{c1} + \Delta x_{c2} + \Delta x_{c3} + \Delta x_{c4}, \\ \Delta y_{Hc}(k) = \Delta y_{c1} + \Delta y_{c2} + \Delta y_{c3} + \Delta y_{c4}, \\ \Delta \beta_{Hc}(k) = \text{agl}(\Delta \beta_{c1} + \Delta \beta_{c2}). \end{cases} \quad (2)$$

下面是围捕者 H_i 在 t_k 时刻的吸引矩^[20]设计。

当 H_i 确定围捕目标 P_j , 且 H_i 能探测到围捕目标 P_j 时, 设 (x_{ij}, y_{ij}) 是起点为 O_{Pj} 、长度为 $D_{HC} + D_p + D_H$ 和方向角为 $\beta(O_{Pj}, O_{Hi})$ 的线段的终点 A_{ij} 的坐标, 则点 A_{ij} 对 H_i 还会产生一个吸引矩。吸引矩引起 H_i 的位置变化量 $(\Delta x_a, \Delta y_a)^T$ 。如 (3) 式所示 (μ 为径向调节因子)。

$$\begin{cases} \Delta x_a = \frac{\mu \cdot S_H}{\pi} \text{damt}\left(\frac{\pi}{S_H}(x_{Hi} - x_{ij})\right), \\ \Delta y_a = \frac{\mu \cdot S_H}{\pi} \text{damt}\left(\frac{\pi}{S_H}(y_{Hi} - y_{ij})\right). \end{cases} \quad (3)$$

如果 H_i 采用接受了 H_v 的招募, 则 H_i 的 PMDline 方向为如式 (4) 所示。若 H_i 为链首, 此时 H_i 的 PMDline 方向为如式 (5) 所示。

$$\beta_{Hi}(k+1) = \beta(O_{Hi}, O_{Hv}), \quad (4)$$

$$\beta_{Hi}(k+1) = \text{agl}\left(\beta(O_{Hi}, O_{Pj}) + \frac{\pi}{2}\right). \quad (5)$$

H_i 沿其 PMDline 方向的运动分量记为 $(\Delta x_s, \Delta y_s)^T$, 则

$$\begin{cases} \Delta x_s = S_H \cos \beta_{Hi}(k+1), \\ \Delta y_s = S_H \sin \beta_{Hi}(k+1). \end{cases} \quad (6)$$

在 t_k 时刻 H_i 的合运动量表示为 $(\Delta x_{Hi}(k), \Delta y_{Hi}(k), \Delta \beta_{Hi}(k))^T$, 如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} \Delta x_{Hi}(k) = \Delta x_c + \Delta x_a + \Delta x_s, \\ \Delta y_{Hi}(k) = \Delta y_c + \Delta y_a + \Delta y_s, \\ \Delta \beta_{Hi}(k) = \Delta \beta_{Hc}. \end{cases} \quad (7)$$

如果 $\sqrt{(\Delta x_{Hi}(k))^2 + (\Delta y_{Hi}(k))^2} > S_H$, 则可采用 (8) 式的整 $(\Delta x_{Hi}(k), \Delta y_{Hi}(k))^T$ 以保证 H_i 的运动步幅不大于 S_H 。

$$\begin{cases} \Delta x_{Hi}(k) = \frac{\Delta x_{Hi}(k) \cdot S_p}{\sqrt{(\Delta x_{Hi}(k))^2 + (\Delta y_{Hi}(k))^2}}, \\ \Delta y_{Hi}(k) = \frac{\Delta y_{Hi}(k) \cdot S_p}{\sqrt{(\Delta x_{Hi}(k))^2 + (\Delta y_{Hi}(k))^2}}. \end{cases} \quad (8)$$

最后, 基于 $(x_{Hi}(k), y_{Hi}(k))^T, \Delta \beta_{Hi}(k)$ 可得 H_i 的人工力矩运动控制器为

$$\begin{cases} x_{Hi}(k+1) = x_{Hi}(k) + \Delta x_{Hi}(k), \\ y_{Hi}(k+1) = y_{Hi}(k) + \Delta y_{Hi}(k), \\ \beta_{Hi}(k+1) = \text{agl}(\beta_{Hi}(k+1) + \Delta \beta_{Hi}(k)). \end{cases} \quad (9)$$

3 仿真结果与分析

为了验证所提算法的有效性, 本章给出了以下仿真, 表 1 列出了一些重要的仿真参数。

在仿真图中带有蓝色 PMDline 红色实心圆表示入侵者, 带红色 PMDline 的蓝色的实心圆为围捕者。

仿真一: 在初始时刻, 3 个距离较近入侵者同时进入由 10 个围捕者看守的区域。

图 3 (a) 第 17 步: H_7 和 H_{10} 首先发现并确定目标, 然后发布招募信息。 H_3 、 H_6 、 H_9 接受 H_7 招募, H_8 接受 H_{10} 的招募, 向着目标运动。在 (a) 到 (b) 的过程中, H_6 和 H_9 距离目标较近, 因此先加入链阵, 在调整自身位置的过程中, H_3 也探测到

了目标, 准备加入链阵。在围捕 P_1 的链阵中, 虽然 H_8 受到 H_{10} 的招募, 但在朝着目标运动的过程中发现了 P_3 , 且 P_3 周围没有其他围捕者, 因此 H_8 选择 P_3 为目标。

表 1 仿真参数设置

参数	描述	数值
D_{pv}	入侵者探测半径	1.6 m
D_{pc}	入侵者协调半径	1 m
D_p	入侵者半径	0.3 m
S_p	入侵者最大运动步长	0.15 m
D_{hl}	围捕者通讯半径	10 m
D_{hv}	围捕者探测半径	3 m
D_{hc}	围捕者协调半径	1 m
D_H	围捕者半径	0.15 m
S_H	围捕者最大运动步长	0.15 m
α	逃逸临界角	$7\pi/12$
μ	径向调节因子	1

图 3 (b) 第 55 步: 围捕 P_1 的 H_7 此时也探测到了 P_2 , 通过算法一判断 P_2 符合合围条件, 于是开始对 P_2 进行合围。由于围捕 P_2 的链阵和围捕 P_1 的链阵都是顺时针, 因此两条链阵可以很快合成一个整体, 对 P_1 和 P_2 进行合围。在 (b) 到 (c) 的过程中, 两条链阵正在融合。在融合的新链阵中, 只有一个链首 H_{10} , H_7 不再作为链首, 而是作为链节顺时针跟在 H_{10} 的后面。由于链阵中只有四个围捕者, 小于预估的围捕者个数, 因此链阵中的最后加入的围捕者 H_9 发布招募信息。同时, 新链阵中的 H_6 、 H_7 、 H_9 、 H_{10} 根据目标之间的距离以及各自的距离调整间距, 均匀分布在目标周围。图 3 的 (c) 到 (d) 则是新链阵的合拢阶段, 各链节根据目标之间的距离以及各自的距离调整间距, 最终形成一个完整的围捕圈。

由图 3 可以看出, 单向链阵法也能实现一个围捕圈围捕多个目标。由于所有的链首都是顺时针绕着目标运动, 因此在合成两链阵的过程中, 不用

重新改变任何一个链首的运动方向, 直接一个链首和另一个链尾相接就能形成一个整体。

仿真二: 在初始时刻, 5 入侵者从两个不同的方向同时进入由 20 个围捕者看守的区域。

图 4 (a) 和 (b) 显示: H_5 和 H_{14} 首先发现并确定目标, 然后发布招募信息。(b) 中 H_2 虽然收到 H_{16} 的招募, 但直线靠近 H_{16} 会扰乱围捕 P_1 的围捕圈, 因此 H_2 准备顺着 P_1 的围捕圈靠近 H_{16} 。 H_2 和 H_{17} 在收到 H_{19} 招募往 H_{19} 靠近时, 探测到了 P_3 , 于是 H_2 和 H_{17} 选择 P_3 为自己的围捕目标。图 4 (c) 和 (d) 显示: 围捕 P_1 和 P_2 的围捕圈已形成锥形, 开始合拢。 H_{20} 在围捕 P_3 的过程中探测到了 P_4 , 于是准备将 P_3 和 P_4 合围在一起。最后在第 145 步, 成功将 P_3 和 P_4 合围成功, 且 P_5 也因为找不到逃逸方向而停止运动。从图 4 可以看出, 在围捕多个目标的过程中, 对于分散的目标可以形成多个链阵; 而对于相对集中的目标, 可以形成一个链阵对多个目标进行包围。

4 对比分析

本文对单向链阵法与改进前的链阵方法进行了以下对比。

图 5 是 10 个围捕者在与仿真一相同条件和位置下使用链阵法对 3 个入侵者进行围捕的仿真。虽然将 P_2 和 P_3 已被停止运动被成功围捕, 但 H_{10} 无法招募更多的机器人对 P_1 进行围捕, P_1 仍有逃逸方向, 所以围捕失败, 而改进方法仅需 125 步完成任务。图 6 是 20 个围捕者在与仿真二相同条件和位置下使用链阵法对 5 个入侵者进行围捕的仿真。20 个围捕者需要 283 步才能成功围捕 5 个入侵者。而在相同条件下, 单向链阵法仅需 16 个围捕者在 150 步以内即可围捕成功, 改进方法步数减少 47.1% (从 283 步降至 150 步), 资源利用率提升 40% (所用机器人个数从 20 个降至 16 个)。

对比结果表明单向链阵法有以下优势: 1) 效率更高且节约资源: 相对于传统方法, 单向链阵法不仅减少了围捕者的数量和机器人运动步数。这表明在相同的任务下, 单向链阵法能够更有效地利用资源, 带来潜在的成本效益。2) 更强的适应性与灵活性: 单向链阵法表现出更好的适应能力, 能更有效地应对来自多个方向的入侵者。这一特性对于复杂环境下的围捕任务尤其重要, 说明该方法在复杂场景中的应用潜力。

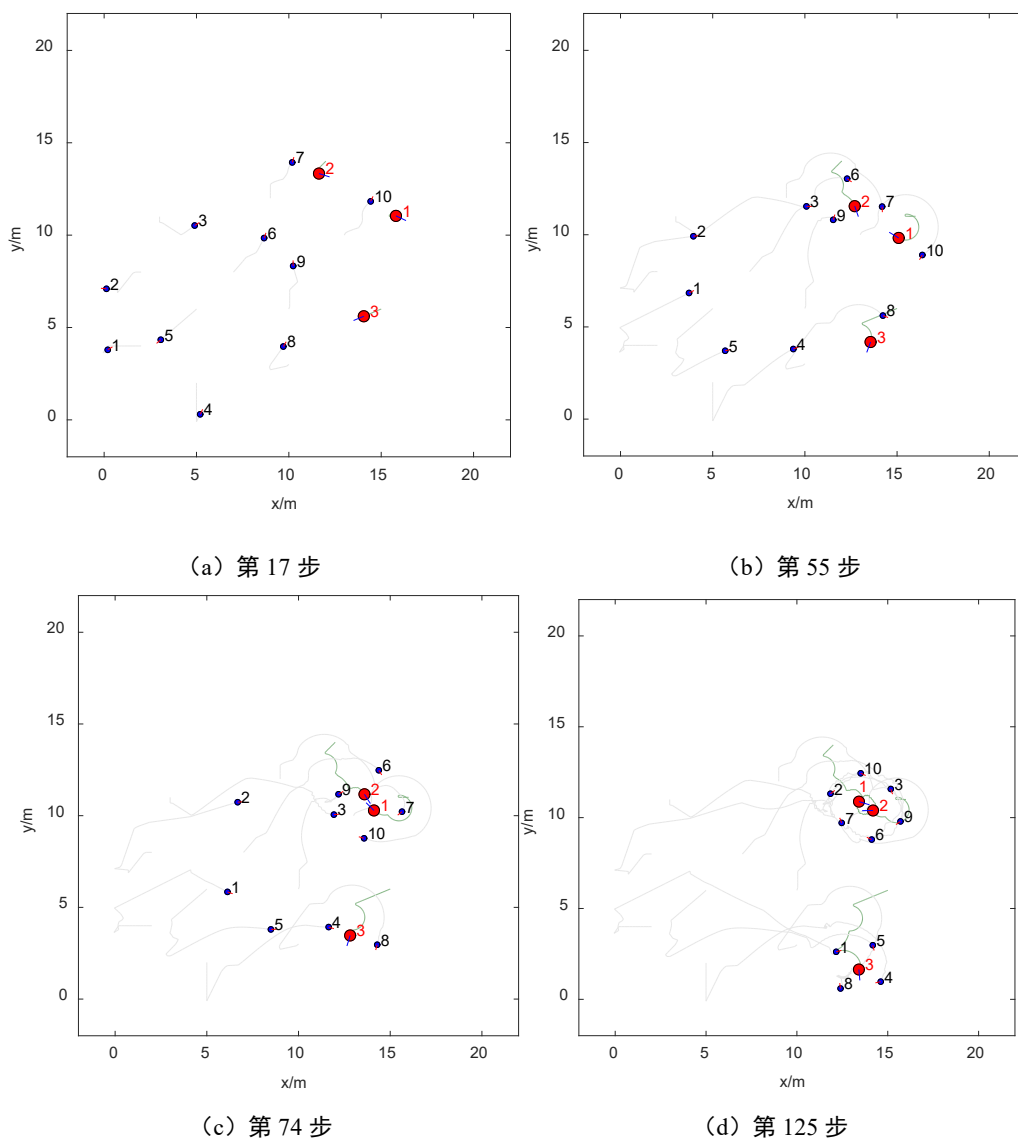
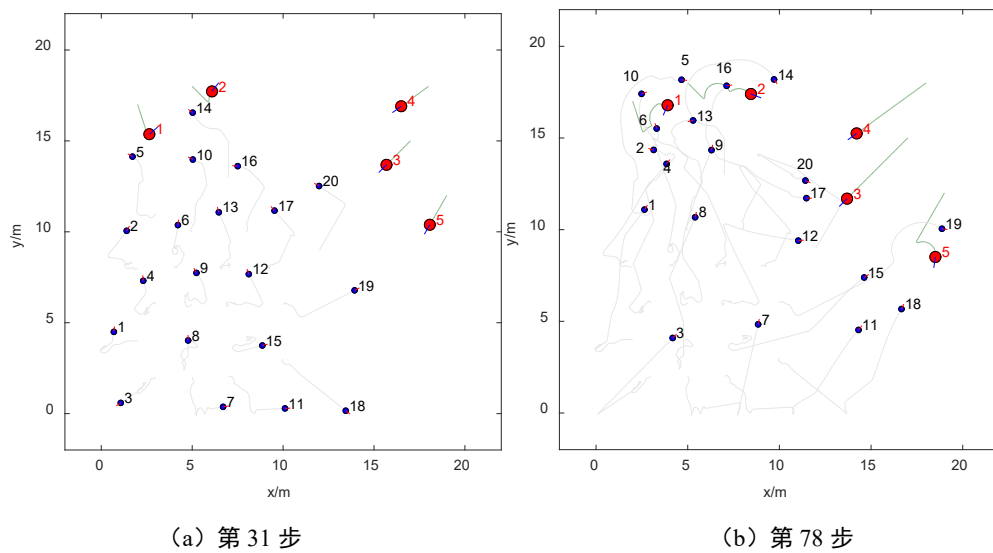


图 3 10 个围捕者围捕 3 个入侵者的仿真



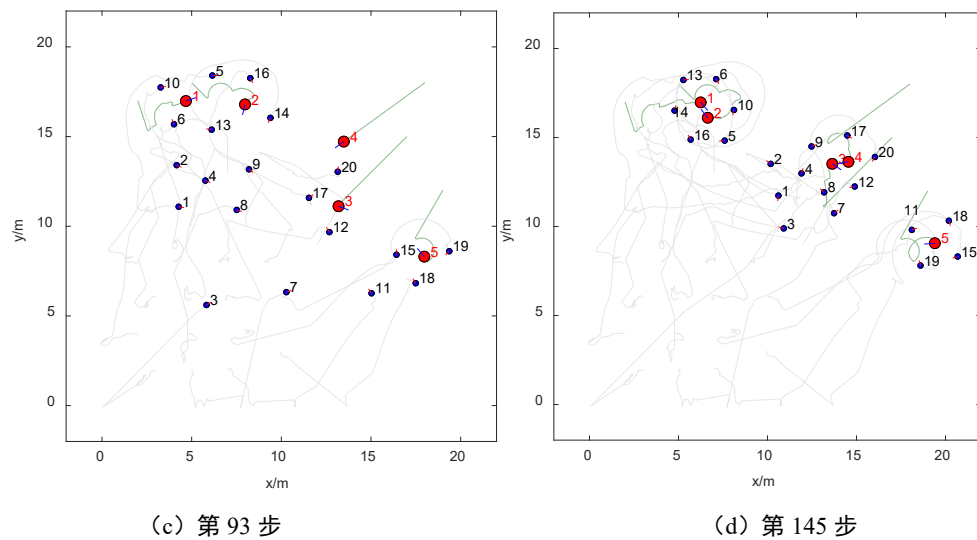


图 4 20 个围捕者围捕 5 个入侵者的仿真

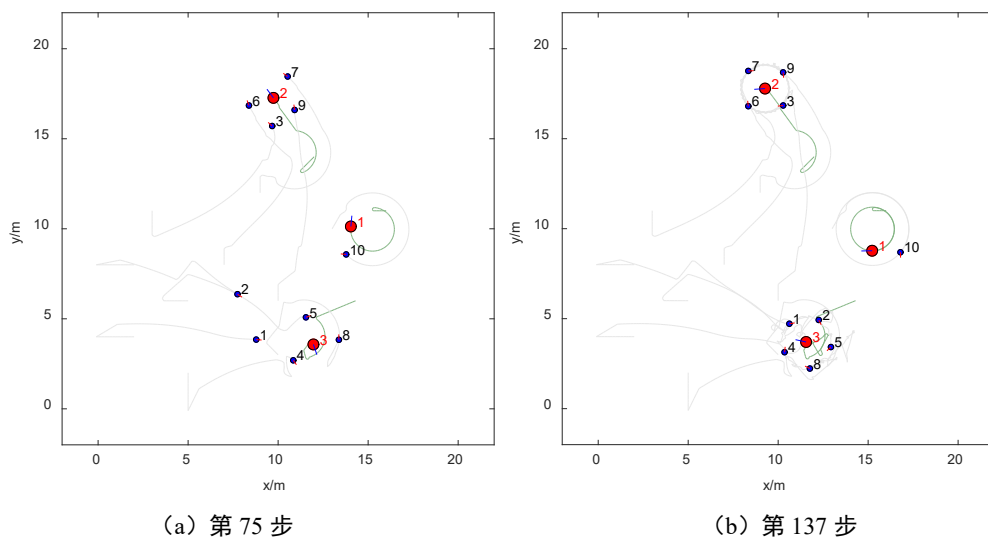


图 5 链阵方法 10 个围捕者围捕 3 个入侵者的仿真

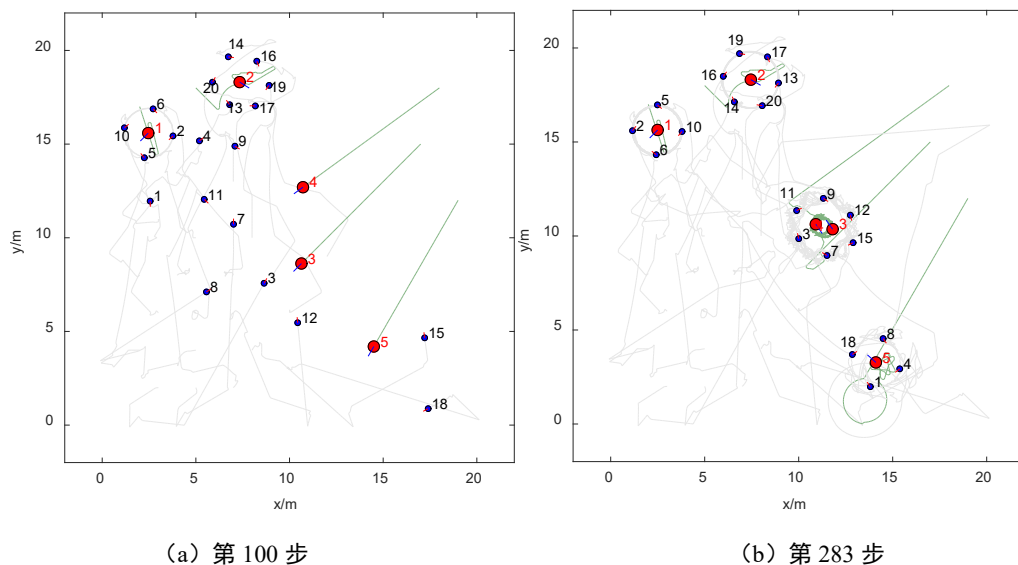


图 6 链阵方法 20 个围捕者围捕 5 个入侵者的仿真

5 结束语

综上所述, 链阵方法在群机器人协同围捕中展示了新颖性和高效性, 通过主动环绕式运动显著提高了对入侵者的围捕能力。然而决策复杂仍是该方法的主要短板。为了解决这个挑战, 本文提出了一种单向链阵围捕策略。

该策略通过优化多条链阵为单条链阵, 统一了链首机器人的运动方向, 降低了计算复杂度。这一创新不仅简化了决策过程, 也提升了整体的围捕效率。此外, 通过根据围捕目标的数量进行招募信息发布, 优化了围捕者的资源配置, 使得围捕过程更具针对性和有效性。进一步的改进措施, 通过实时递减招募的机制, 使得最新加入的机器人能够根据自身位置灵活地参与到链阵中, 增强了围捕方法的灵活性和完整性。仿真结果表明, 单向链阵法不仅能高效完成围捕任务, 而且在效率上优于传统的链阵方法。

参考文献

- [1] Yunes A, Murat M. Exploring advancements and emerging trends in robotic swarm coordination and control of swarm flying robots: A review[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2025, 239(1): 180-204.
- [2] 韩慧妍, 石树熙, 况立群, 等. 改进 MADDPG 算法的未知环境下多智能体单目标协同探索[J/OL]. *计算机工程与应用*, 1-11[2024-12-28].
- [3] Sivaraman D, Ongwattanakul S, Moonjaita C, et al. A pack hunting strategy for heterogeneous robots in rescue operations[J]. *Bioinspiration & biomimetics*, 2024.
- [4] Nisha K, Kevin L, Carlo J B, et al. Towards Reliable Identification and Tracking of Drones Within a Swarm[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2024, 110(2): 1-11.
- [5] Song G, Xu J, Deng L, et al. Robust distributed fixed-time cooperative hunting control for multi-quadrotor with obstacles avoidance[J]. *ISA transactions*, 2024, 151: 73-85.
- [6] Zhao Z, Wan Y, Chen Y. Deep Reinforcement Learning-Driven Collaborative Rounding-Up for Multiple Unmanned Aerial Vehicles in Obstacle Environments[J]. *Drones*, 2024, 8 (9): 464-464.
- [7] Jiawei X, Yasong L, Zhikun L, et al. Cooperative multi-target hunting by unmanned surface vehicles based on multi-agent reinforcement learning [J]. *Defence Technology*, 2023, 29: 80-94.
- [8] Jia Q, Xu H, Li G, et al. Research on Synergy Pursuit Strategy of Multiple Underwater Robots[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 97(3): 673-694.
- [9] Fu X, Zhang Y, Zhu J, et al. Bioinspired cooperative control method of a pursuer group vs. a faster evader in a limited area. *Appl Intell* 53, 6736–6752 (2023).
- [10] Yang C, Liu J, Cai X, et al. Deep Reinforcement Learning-Enhanced Target Encirclement of Multiple Unmanned Surface Vessels[J]. *Unmanned Systems*, 2024 (prepublish).
- [11] Zhao Z, Wan Y, Chen Y. Deep Reinforcement Learning-Driven Collaborative Rounding-Up for Multiple Unmanned Aerial Vehicles in Obstacle Environments[J]. *Drones*, 2024, 8(9): 464-464.
- [12] Lu R, Yuxin J, Zijia N, et al. Optimal strategies for large-scale pursuers against one evader: A mean field game-based hierarchical control approach[J]. *Systems & Control Letters*, 2024, 183: 105697.
- [13] Makkapati R V, Tsiotras P. Optimal Evading Strategies and Task Allocation in Multi-player Pursuit-Evasion Problems[J]. *Dynamic Games and Applications*, 2019, 9(4): 1168-1187.
- [14] Dianbiao D, Yahui Z, Zhize D, et al. Multi-target dynamic hunting strategy based on improved K-means and auction algorithm[J]. *Information Sciences*, 2023, 640: 1-11.
- [15] Jiawei X, Yasong L, Zhikun L, et al. Cooperative multi-target hunting by unmanned surface vehicles based on multi-agent reinforcement learning[J]. *Defence Technology*, 2023, 29: 80-94.
- [16] 范衡, 孙福赞, 马培立, 等. 基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕[J]. *北京理工大学学报*, 2022, 42(02): 158-167.
- [17] He S, Wang L, Liu M, et al. Dynamic Multi-Target Self-Organization Hunting Control of Multi-Agent Systems[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(9): 1-11.
- [18] Cai W, Chen H, Zhang M. A survey on collaborative hunting with robotic swarm: Key technologies and application scenarios[J]. *Neurocomputing*, 2024, 598: 128008-128008.
- [19] 徐望宝, 孙明炎. 群机器人自组织围捕多个入侵者的链阵方法[J]. *控制理论与应用*, 2023, 40(01): 94-102.
- [20] 徐望宝. 移动机器人局部路径规划的人工力矩方法[D]. 大连理工大学, 2014.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

